

Panel Data Research Center, Keio University

PDRC Discussion Paper Series

Gender wage gap and Disparity of chance to engage in high wage abstract task

Toru Kobayashi, Kayo Nozaki

5 March, 2020

DP2019-005

<https://www.pdrc.keio.ac.jp/en/publications/dp/6128/>



Panel Data Research Center, Keio University
2-15-45 Mita, Minato-ku, Tokyo 108-8345, Japan
info@pdrc.keio.ac.jp
5 March, 2020

Gender wage gap and Disparity of chance to engage in high wage abstract task

Toru Kobayashi, Kayo Nozaki

PDRC Keio DP2019-005

5 March, 2020

JEL Classification: J30,J31,J39

Keywords: Gender Wage Disparity;Task Biased Technological Change

Abstract

The effect of "reasoning test scores" on entering abstract task is significantly positive. The effect is smaller in female workers than that in male workers. The difference of the effect comprises about 4% of total gender wage gap.

Toru Kobayashi

Faculty of Economics, Takasaki City University of Economics

1300 Kaminamie, Takasaki city, Gunma prefecture

tkobayashi@tcue.ac.jp

Kayo Nozaki

Faculty of literature and social science Kochi University

2-5-1 Akebonocho, Kochi city, Kochi prefecture

高賃金の抽象タスクへの従事機会の不均等と男女間賃金格差

Gender wage gap and Disparity of chance to engage in high wage abstract task

小林徹 野崎華世

JEL Classification: J30, J31, J39

キーワード: 男女間賃金格差、タスク偏向的技術進歩

Gender Wage Disparity, Task Biased Technological Change,

【要旨】

近年、IT 技術などの技術進歩により、労働者に求められるタスクが、定型的な業務処理から、状況に応じて解決策を考える必要があるような非定形的な業務へとシフトしているという TBTC 仮説の研究が進められている。本稿では、一般知能を測る一指標と考えられる「推論テスト」の得点が、賃金の高い抽象タスクに就くうえで有利に働いているか、さらには賃金の引上げに効果を持っているかを検証し、とくに男女間でそれに違いがあるかを分析する。仮に男女とも、「推論テスト得点」が高いほど、高賃金の抽象タスクに従事することを容易にしているとしても、女性ではその効果が小さいとすれば、潜在的能力は同じであったとしても女性は「推論テスト」の得点を高めようとする投資意欲が抑制され、その結果、男女間賃金格差が生み出される可能性がある。分析の結果、一般に学歴とともに「推論テスト」が高いほど抽象タスクに従事しやすいことが確認されたが、その効果には男女間で差があり、学歴、および「推論テスト」の得点の効果は女性において小さいことが検証された。このようなタスク従事の決定構造の男女間の違いが存在することにより男女間賃金格差の 4% 程度が説明されることがわかった。

小林徹

高崎経済大学 経済学部 准教授

野崎華世

高知大学 人文社会科学部 准教授

謝辞：本研究は、慶應義塾大学パネルデータ設計・解析センターから「日本家計パネル調査」の個票データの提供を受けた。本研究の実施にあたっては、科学研究費助成事業特別推進研究 17H06086 および若手研究(B) 16K17133 の助成を受けた。また、慶應義塾大学において開催されたカンファレンスや研究報告会での参加者および帝京大学の敷島千鶴教授に貴重なコメントをいただいた。ここに記して謝意を表したい。

I 研究の目的と背景

近年の技術進歩により、技術で代替されやすいと考えられるルーチンタスクに従事する労働者が減少すると同時に、代替されにくいと考えられるノンルーチンタスクにおける雇用が高まっていることが指摘されている。また、増加するノンルーチンタスクの中でも、分析や交渉、判断などの業務処理が求められる抽象タスクには高賃金が払われる一方で、対人応対などが求められるマニュアルタスクの賃金は減少するルーチンタスクよりも低いため、雇用と賃金の二極化が進んでいる (Autor, Levy, and Murnane, 2003、Goos, Manning, and Salomons, 2009、Ikenaga and Kambayashi, 2016)。本研究では、上述の現象と近年の技術進歩との関係を指摘した Task biased technological change (TBTC) 仮説の研究群で用いられているタスク分類に着目し、日本における男女間賃金格差の要因を分析する。具体的には、日本では高賃金の抽象タスクへの従事機会が他の個人属性が一定であっても性別によって大きく異なるのではないかと、という疑いを確認する。また抽象タスクへの従事機会に性差があるのであれば、その差が全ての男女間賃金差の要因のうちどれだけの大きさを占めているのか、要因分解の手法を用いて検討する。

TBTC 仮説の労働経済学分野での研究が蓄積され、労働者が従事する仕事内容から算出したタスク得点が賃金推定に用いられてきている。従来は、学歴や経験年など労働者に備わっている賃金要因の情報を用いて、それと賃金との関連が多く分析されてきた。一方で、仕事内容に備わった情報と賃金との関連性についてはヘドニック賃金関数の推定例などあるものの、相対的にはあまり分析されてこなかった。しかしながら近年の TBTC 研究においてタスク別に大きな賃金の違いが指摘されたことから、労働者が従事している仕事内容に関する情報から得られたタスク得点を賃金関数に用いることが多くの研究でなされている (Autor and Handel 2013、Cortes 2016、Fonseca, Sonia and Pereira 2018)。具体的には、労働者に調査を実施し、仕事内容に関する複数の質問に対する回答から、その仕事が抽象タスク、マニュアルタスク、ルーチンタスクといった複数種のタスクをどの程度含んでいるかを得点化し、各タスク得点の賃金への影響を賃金関数で分析するものである。このような分析により、賃金関数にタスク情報を用いることは、学歴情報を用いる以上に推定の説明力を高める可能性が Acemoglu and Autor (2011) で指摘されている。また欧米における複数のタスク指標を用いた賃金分析によれば、ノンルーチンのいわゆる抽象タスク得点は賃金を高める効果が大きく、その賃金を高める効果は近年ほどより大きくなってきているという。

仕事内容に伴うタスク得点の賃金への影響が大きいことから、労働者の個人属性別に賃金が異なる背景にも、従事しているタスクの違いが影響していることを疑った研究がなされている。Autor and Handel (2013) は、複数の個人属性をコントロールした分析によって、高学歴者ほどまた男性ほど抽象タスク得点の高い業務に従事しやすいことを示した。さらに学歴によって従事するタスクが違えば、これによって近年の学歴間賃金格差の拡大が生じているかどうかを Capatina (2014) は分析している。Capatina (2014) によれば、高学

歴者ほど高賃金の抽象タスクで活かされやすいスキルを有していることから抽象タスクに従事しやすく、抽象タスクの賃金プレミアムが近年高まることで学歴間格差が拡大したという。

また男女間の賃金の違いについても、Lindley(2012)が英国のデータによって従事する仕事内容の違いから説明をしている。Lindley(2012)はタスクを得点化した分析ではないものの、同じ高学歴者であっても男性ほど金融や工学関係の学位を取得しており、近年の技術進歩によって賃金プレミアムを高めている仕事に従事しているという。一方で女性の高学歴者は教育や医療関係の学位を取得するものが多く、男性高学歴者に比べて近年の技術進歩の影響を受けない分野の仕事に就くものが多い。これにより英国では、高学歴労働者の相対賃金が男性で高まっても女性で高まらないのだと説明している。これら研究からは、低学歴で女性であっても抽象タスクを処理することに対して有益なスキルを高めて、抽象タスクを処理する仕事に就くことができれば、高い賃金を得ることができると考えられる。

加えて、Yamaguchi (2012,2018)は、労働者が従事している仕事内容から認知的なものと身体的なものの 2 種のタスク得点を算出し、さらにそのタスクに従事していた経験年数から労働者個人に蓄積された認知タスク処理スキルと身体タスク処理スキルを算出し¹、仕事に付随するタスク概念と個人に付随するスキル概念を識別した分析を行っている。これにより労働者が身体タスク処理スキルを高めても、認知タスクが多い仕事に従事している場合には当該スキルはあまり活かされず賃金への影響が小さくなること、また認知タスク処理スキルにはその反対の状況があることを明らかにした。また、男性ほど身体タスク処理スキルが高いが、近年の技術進歩によってその賃金への影響は小さくなることから、米国の男女間賃金格差が縮小している点を指摘している。

どのようなスキルが高ければ高賃金の抽象タスクが多い仕事に従事することができるのかについては未だあまり良く分かっていないが、Autor and Handel(2013)や Lindley(2012)からは学歴や学ぶ内容がそれと相関するであろうことが示唆される。これに加えて学歴情報だけでは測れない、一般知能も抽象タスクの多い仕事に就くことができる可能性を左右するかどうかを検討することが本稿の第一の目的である。本目的に対し、Shikishima et al, (2009, 2011)において一般知能と深い関連が確認された「推論テスト得点」²を用いて、学歴が同じでもこの得点が高いほど抽象タスクに従事しているかどうかを分析する。

加えて、日本の男女間賃金格差の要因について、従事している仕事のタスクの違いを考慮した再検討を本稿の第二の目的として実施する。例えば、学歴や「推論テスト得点」が高賃金の抽象タスクに従事する可能性を高めていたとしよう。このような抽象タスクに従事する可能性を高め、かつ就いている仕事によって変化しない個人属性を仮に「抽象タスク適性スキル」と呼ぶとするならば、女性ほど「抽象タスク適性スキル」が低く、高賃金の仕事に

¹ Yamaguchi (2012,2018)は今期のタスクとこれまでの職歴の蓄積と学歴で次期のスキルを算出しているため、全く同じ職歴で同じ学歴の労働者は全く同じスキルになる。

² 本稿では、調査回答者に対し三段論法を用いた「推論テスト」を実施することで、直接的に「推論テスト得点」が把握されている日本のデータである JHPS/KHPS を用いる。

従事できないことで男性よりも賃金が低くなっているのかもしれない。また、男女で「抽象タスク適性スキル」が変わらない場合でも性別によって高賃金の抽象タスクを多く含む仕事に従事できるかどうかの機会不均等があり、これが男女間賃金差の大きな要因となっている可能性も考えられる。Autor and Handel(2013)で確認されたように日本でも学歴が同じでも女性ほど男性に比べて抽象タスクを多く処理する仕事に就くことができない状況があるならば、また「推論テスト得点」についても同様であるならば、このような従事タスク決定の違いが男女間賃金格差の一要因であることが疑われる³

以下に本稿の構成を述べる。Ⅱ節では本稿の複数の分析に関する分析手続きについて述べ、続くⅢ節で使用するデータセットに詳述する。続くⅣ節で分析結果を紹介しその検討を行う。最後にⅤ節で分析結果を取りまとめ、本稿の結論を検討する。

Ⅱ 分析手続き

本稿では、労働者個々について把握された一般知能を測る一指標と考えられる「推論テスト得点」を用いて、「推論テスト得点」や学歴が高いほど抽象タスクに従事する可能性を高めるかどうかを確認するとともに、学歴や「推論テスト得点」が同じでも抽象タスク従事の可能性に男女間でどれだけの違いがあるかを分析する。加えて、「推論テスト得点」の賃金への影響やそれがタスク別に異なるかどうかについても確認したい。最後に、学歴や「推論テスト得点」が同じでも女性ほど抽象タスク従事の可能性が低い状況があるならば、それによる男女間賃金格差への要因の大きさはどれだけかを要因分解の方法で計算する。

以上の複数の問に対する分析手続きについては、先の2点：「a 推論テスト得点や学歴のタスク決定(抽象タスク、ルーチンタスク、マニュアルタスク)への影響とその男女間の違いを分析」する、「b 推論テスト得点の賃金への影響をタスク別に分析」する、についてはLee(1983)の手法を応用したセレクションバイアスを考慮した賃金推定を実施する。また残る1点：「c 男女間で推論テスト得点や学歴が同じでも従事タスク決定構造が異なることを考慮した賃金格差の要因分解」についてはBrown et.al(1980)の要因分解の方法を用いる。

Ⅱ.1 「推論テスト得点」のタスク決定への影響とタスク別の賃金への影響

本項の分析課題のうち「推論テスト得点」の賃金への影響については、説明変数に「推論テスト得点」を含めた賃金関数の推定を労働者が従事しているタスク別にデータを分けて実施することが考えられる。しかしながら、タスクは需要と供給それぞれの要因によって決定されているので、各タスクで観測される個人はランダムに決定されているわけではない。

³ 特に日本では性別による役割分業から労働参加率にも男女差が大きいことが指摘されており、高い学歴や「推論テスト得点」を有している女性であっても抽象タスクではないタスクに従事している労働者も少なくないと思われる。例えば男性以上に管理職や専門職といった抽象タスクに向いている女性であっても、出産後にパートのサービス職といったマニュアルタスク遂行スキルが求められる職につかざるを得ないということが考えられる。

そのため、そのままタスク別に分けてデータごとに賃金関数を推定するとバイアスが生じてしまうし、無業状態にある者の賃金が観測されないことによるセレクションバイアスも考慮する必要がある。そこでこのサンプルセレクション・バイアスを修正するためにLee(1983)より提示されたセレクションバイアス調整項を用いた賃金関数を推定する。

$$\ln w_{t,i} = X_{t,i}\beta_t + \theta_t\hat{\lambda}_{t,i} + u_{j,i} \quad (1)$$

左辺の $\ln w_{t,i}$ は、 t というタスクに従事している個人 i の時間当たり賃金の対数値である。 $X_{t,i}$ はその個人の「推論テスト得点」、学歴ダミー、女性ダミー、経験年数といった賃金関数に用いられる説明変数ベクトルであり、 β_t は各説明変数の係数ベクトルである。 $\hat{\lambda}_{t,i}$ はセレクションバイアスの調整項であり θ_t はその係数である。 θ_t が有意である場合には、セレクションバイアスの修正を行う必要があるものと判断される⁴。 $u_{j,i}$ は誤差項である。つまり、(1)式の推定では、タスクで分割したデータごとにバイアスの調整項を含めて賃金関数を推定することにより、学歴や性別などの複数要因をコントロールした「推論テスト得点」の賃金への影響を各タスク別に確認していく。

上記の分析の事前に、「推論テスト得点」や学歴のタスク決定への影響や、学歴・「推論テスト得点」が高くても男女間でタスク決定構造が異なるかを以下(2)の多項ロジットモデルにより分析する。また(2)の分析結果から(1)式の賃金推定で用いるセレクションバイアスの調整項を計算する。

$$P_{it} = \text{prob}(y_i = t) = \frac{\exp(Z_i\gamma_t)}{\sum_{k=1}^T \exp(Z_i\gamma_k)} \quad (2)$$

P_{it} は個人 i がタスク t (1.ルーチンタスク, 2.抽象タスク, 3.マニュアルタスク, 4.無業)を選択する確率、 y_i は個人 i のタスク番号、 Z_i はタスク決定に影響する説明変数ベクトルであり、「推論テスト得点」や学歴ダミー、女性ダミー、学歴や「推論テスト得点」と女性ダミーとの交差項を用いる。 γ_t はそれらのパラメータである。これらパラメータにより、「推論テスト得点」が高いほど抽象タスクに従事しやすくなるかどうかを判断するとともに、Autor and Handel(2013)で指摘されるように日本でも高学歴であるほど抽象タスクに従事しやすいのか、属性が同様でも女性ほど抽象タスクに従事していないかを確認する。また(2)式の分析結果を元に、賃金関数のセレクションバイアス調整項 $\hat{\lambda}_{t,i}$ を計算する。 $\hat{\lambda}_{t,i}$ は $\hat{\lambda}_{t,i} = -\frac{\phi[\tau(Z_{t,i}\gamma_t)]}{F(Z_{t,i}\gamma_t)}$ で定義される。

ϕ は、標準正規分布の密度関数である。 τ は、 $Z_{t,i}\gamma_t$ を標準正規分布に従う確率変数に変換す

⁴ $\theta_t = \sigma_t\rho_t$ であり σ_t は賃金関数の誤差項の標準誤差、 ρ_t は賃金関数の誤差項と賃金関数の事前に実施するタスク決定の多項ロジットモデルの推計式の誤差項の相関となっている。

る関数である。F は、個人 i が j というタスクに決定される確率である。

II.2 男女間の従事タスク決定構造が異なることを考慮した賃金格差の要因分解

続いて、学歴や「推論テスト得点」など複数の要因が異ならなくとも、女性ほど高賃金の抽象タスクに従事する可能性が低いならば、そのことによって男女間賃金差にどれほどの影響があるかを分析する手続きについて述べる。ここでは、Brown et.al(1980)の要因分解の手法を実施する。具体的には、前項の多項プロビット分析とセレクションバイアスを調整した賃金推定を男女別に行い、その分析結果を用いて以下のような要因分解の計算を行う。タスク t に従事する個人 i の賃金は男女別に以下のように定義される⁵。

$$\ln w_{t,i}^M = X_{t,i}^M \beta_t^M + u_{j,i}^M \quad (3)$$

$$\ln w_{t,i}^F = X_{t,i}^F \beta_t^F + u_{j,i}^F \quad (4)$$

M と F はそれぞれ男性と女性を表し、男女間で従事しているタスクや個人属性が異ならなくともパラメータの違いにより賃金が異なる可能性があることを仮定している。男性と女性の平均賃金の差は、(5)として計算できる。

$$\overline{\ln w^M} - \overline{\ln w^F} = \beta^M \overline{X^M} - \beta^F \overline{X^F} = \beta^M (\overline{X^M} - \overline{X^F}) + \overline{X^F} (\beta^M - \beta^F) \quad (5)$$

(5)式は Blinder(1973)や Oaxaca(1973)による要因分解の方法であるが、このままでは学歴・「推論テスト得点」が同じでも男女でタスク決定構造が異なることによる賃金差の要因を検討できない。そこで、(2)式を男女別に推定して得られた男性側のパラメータから、男性とタスク決定構造が同じであると仮定した女性のタスク構成の予測値を計算した $\hat{p}_t^F$ を用いて、さらに以下(6)式の 4 要因に分解する。

$$\overline{\ln w^M} - \overline{\ln w^F} = \sum_{t=1}^T P_t^F (\bar{X}_t^M - \bar{X}_t^F) \beta_t^M + \sum_{t=1}^T P_t^F \bar{X}_t^F (\beta_t^M - \beta_t^F) + \sum_{t=1}^T \overline{\ln w_j^M} (P_t^M - \hat{P}_t^F) + \sum_{t=1}^T \ln w_j^M (\hat{P}_t^F - P_t^F) \quad (6)$$

(6)式の右辺第一項は、同じタスクであっても、「推論テスト得点」や学歴などが異なることで説明される、男女間賃金差であり、本稿ではこれを「同一タスク内での属性の違いによる要因」(以下では WE と表記)と呼ぶこととする。例えば、同タスクでも平均的な学歴や「推論テスト得点」が女性のほうが低いことによる賃金差である。第二項は同じタスク内での個人の属性の差で説明されない賃金格差、つまり係数(評価)の差であり、本稿では「同一タスク内での評価の差による要因」(以下では WU と表記)と呼ぶこととする。例えば、同

⁵ (3)式と(4)式では、簡便化のためセレクションバイアスの調整項 ($\hat{\lambda}_{t,i}^M$ や $\hat{\lambda}_{t,i}^F$) も説明変数ベクトル ($X_{t,i}^M$ や $X_{t,i}^F$) に含めて表記している。

タスクで学歴や「推論テスト得点」が同じであっても、女性ほど賃金が低くなっているということが考えられ、モデルで説明できない差別とも考えうる要因である。第三項は、学歴や「推論テスト得点」の違いによって説明されるタスク決定の違いを通じた賃金差と考えられ、本稿ではこれを「属性差を通じたタスクの違いによる要因」（以下では **BE** と表記）と呼ぶこととする。例えば、平均的な学歴や「推論テスト得点」といった高賃金の抽象タスクに従事する可能性を高める属性が女性のほうが低いことによって、女性ほど抽象タスクに従事できず賃金が低くなるという要因である。第四項は、学歴や「推論テスト得点」で説明されない男女によるタスク決定構造の違いを通じた賃金差と考えられ、本稿ではこれを「男女間タスク決定構造の違いによる要因」（以下では **BU** と表記）と呼ぶこととする。例えば、学歴や「推論テスト得点」が高い女性であっても、女性であることのみによって高賃金タスクに従事しにくいことから発生する賃金差である。本稿で最も重視するのは第四項の **BU** の大きさである。男女間で「推論テスト得点」や学歴が同じでも高賃金の抽象タスクに従事できる機会の不均等があることによって発生する賃金格差要因の重要性の分析」については **BU** の大きさから判断できると考えられる。

III データ

III.1 分析に用いるデータ

本研究に用いるデータは、慶應義塾大学パネルデータ設計・解析センターが実施した『日本家計パネル調査』の 2004～2018 年のデータ（以下 **JHPS/KHPS2018** と表記）である。当該調査は 2004 年から **KHPS** として毎年実施されており初回には 4000 名を対象に実施された。2009 年には **JHPS** が **KHPS** と同様の調査構造にならって対象年齢を拡大して 4000 名を対象に実施された。**KHPS** と **JHPS** は 2014 年に一つの調査として統一され、以降 **JHPS/KHPS** データセットとして慶應義塾大学パネルデータ設計・解析センターが提供している⁶。本稿では **JHPS/KHPS2018** のうちミンサー型賃金関数の分析対象として川口(2011)で推奨されている 59 歳以下のサンプルに限定する。

2012 年調査(**JHPS** は 2011 年時)では、「頭の体操」として論理的な推論能力を測る質問が 5 問聞かれている。本問題は 2 つの前提条件が文章で与えられた後、そこから導かれる正しい結論を選択肢 5 つの中から選ぶという形式のテストであり、このテストの信頼性と妥当性は、Shikishima et al. (2011) において確認されている。この 5 問への合計得点 (0～5 点) を「推論テスト得点」⁷として抽象タスクに従事する可能性を高める個人属性の一指標として分析に用いる。**JHPS/KHPS** に新規サンプルを加えることがある場合に、改めて同問題を実施する必要があり、問題漏洩を防ぐために具体的な問題については提示できないが、敷島・野崎(2016)によると、設問群は、論理学研究

⁶ 2007 年と 2012 年に **KHPS** がそれぞれ約 1400 名と約 1000 名のサンプルを追加している。

⁷ 5 問全てに無回答の調査対象者については分析対象から省き、どちらかの問題に無回答がある場合には当該問題については 0 点として計算している。

者が作成した三段論法課題である。これらの推論課題で測られる演繹的論理推論能力が、一般知能と深い関連があることは、双子データを用いた分析からも示されている(Shikishima et al, 2009, 2011)⁸。そのため、本稿では、「推論テスト得点」を、学歴だけでは測れない抽象タスクを多く含む業務を処理することに役立ち、抽象タスクに従事する可能性を高める一指標と考えて用いている。

分析に用いる変数の作成について述べる。時間当たり賃金については、年間労働所得を週当たりの労働時間に4と12を乗じた値で除した後、対数変換して分析に用いる。学歴ダミーについては、最終学歴が高校卒・中学卒を基本的なレファレンスとし、短大・専門・高専卒ダミー、大学・大学院卒ダミーの2つを分析に用いる。大企業就業ダミーについては、勤め先の従業員規模が500名以上の場合に1、500人未満の場合に0となるダミー変数となっている。大都市居住ダミーについては、居住市区町村が政令指定都市または特別区の場合に1をとるダミー変数となっている。従事タスクについては、2018年1月に実施された、科学技術振興機構、戦略的創造研究推進事業(社会技術研究開発)「人とAIシステムの協働タスクモデルの構築に向けた調査」(研究代表者、慶應義塾大学商学部、教授、山本勲)(以下より別調査と表記)の結果を用いて、職業分類から構成した。当該調査では、Autor and Handel(2013)が用いているPDII調査の調査票に準拠し、ルーチンタスク得点、抽象タスク得点、マニュアルタスク得点を算出するための質問が以下の表1のように設定されている⁹。これら質問から得られたルーチンタスク得点、抽象タスク得点、マニュアルタスク得点を職業分類別に集計したところ表2のような結果となった。表2より、各職業で最も得点の大きいタスクをその職業を代表するタスクと考え、「従事タスク：1ルーチンタスク(事務職、生産工程職)、2抽象タスク(管理職、専門・技術職)、3マニュアルタスク(その他の職業)、4無業」の変数を作成した。また賃金関数の推定については、表2の各職業のタスク得点を職業ダミーに接合し、タスク得点を説明変数として利用する。

分析に用いるデータセットの各変数の基本統計量は表3に掲載した。やはり抽象タスクでは高賃金傾向が確認され、女性が少なくなっていることが分かる。表3には掲載していないが、男女別に平均賃金額を求めると、男性で2901円、女性で1539円と約1400もの格差が確認された。

⁸ また、三段論法課題は、短期記憶した情報を適切に処理できる能力を示すワーキングメモリー(Bara, Bucciarelli, and Johnson-Laird, 1995)や大学生のテストスコア(Stanovich and West, 1998, 2000)とも関連することも示されている。

⁹ 各タスク得点の算出について述べる。抽象タスクとルーチンタスクについては複数の質問が設定されているため、回答得点について主成分分析を行い、得られた主成分得点を標準化することで、各回答者の抽象タスク得点、ルーチンタスク得点を算出する。マニュアルタスクについては回答得点をそのまま標準化することで算出している。

表 1 別調査に設けられたタスク得点を算出する元となった調査項目

質問内容	タスク指標
他の従業員の管理監督をする仕事は、ふだん1日にどの程度しますか	抽象タスク
いつもの仕事においてどの程度の頻度かー「解決策を思いつくのに30分以上かかる複雑な問題に直面すること」	抽象タスク(反転)
いつもの仕事においてどの程度の頻度かー仕事で、数学(代数、幾何、三角法、確率、積分など)を用いて問題を解決すること	抽象タスク(反転)
ふだん仕事で、読む最も長い資料は何ページ程度のものですか。	抽象タスク(反転)
短い反復的な作業は、ふだん1日にどの程度しますか	ルーティンタスク
ふだんの仕事で、上司・同僚・部下と対面で話をすることはどの程度ありますか	ルーティンタスク(反転)
ふだんの仕事で、顧客(消費者)と対面で話をすることはどの程度ありますか	ルーティンタスク(反転)
ふだんの仕事で、取引先や契約相手と対面で話をすることはどの程度ありますか	ルーティンタスク(反転)
ふだんの仕事で、研修生や学生と対面で話をすることはどの程度ありますか	ルーティンタスク(反転)
立ち仕事や運搬、機械・自動車の運転、製造・修理などの身体を使う仕事は、ふだん1日にどの程度しますか	マニュアルタスク

表 2 別調査のデータによる職業大分類別のタスク得点

分析対象	週30H以上働く就業者		
	ルーチンタ スク得点	抽象タスク 得点	マニュアルタ スク得点
管理的職業従事者	-0.212	0.842	-0.518
専門的・技術的職業従事者	-0.179	0.559	-0.109
事務従事者	0.183	-0.031	-0.596
販売従事者	-0.637	-0.118	0.340
サービス職業従事者	-0.330	-0.245	0.375
保安職業従事者	0.187	0.131	0.256
農林漁業従事者	0.119	-0.307	0.758
生産工程従事者	0.937	-0.336	0.872
輸送・機械運転従事者	0.207	-0.657	1.126
建設・採掘従事者	0.059	0.161	0.648
運搬・清掃・包装等従事者	0.526	-0.678	0.952
分類不能の職業	0.034	-0.108	0.118
全体	-0.014	0.119	-0.059
別調査の分析対象者数	7,999	7,999	7,999

表 3 分析に用いるデータセットの基本統計量

説明変数	平均値	標準偏差	分析対象	ルーチンタスク従事者	抽象タスク従事者	マニュアルタスク従事者			
説明変数	平均値	標準偏差	説明変数	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差		
ルーチンタスクD	0.31	0.46	賃金額	2,160.11	2,141.28	3,072.26	3,044.75	1,829.31	2,154.52
抽象タスクD	0.21	0.41	女性D	0.46	0.50	0.36	0.48	0.52	0.50
マニュアルタスクD	0.31	0.46	有配偶D	0.73	0.45	0.76	0.43	0.71	0.45
無業D	0.16	0.37	正規就業D	0.68	0.47	0.82	0.39	0.52	0.50
女性D	0.51	0.50	専門・短大・高専卒D	0.20	0.40	0.30	0.46	0.23	0.42
推論得点	2.28	1.73	大学以上D	0.28	0.45	0.53	0.50	0.23	0.42
女性×推論得点	1.20	1.69	推論得点	2.22	1.74	2.65	1.73	2.24	1.69
女性×大卒ダミー	0.10	0.29	女性×推論得点	1.10	1.67	0.89	1.58	1.21	1.66
有配偶D	0.75	0.44	女性×大卒ダミー	0.10	0.30	0.11	0.31	0.06	0.23
専門・短大・高専卒D	0.25	0.43	経験年数	25.53	9.36	24.98	9.37	25.49	9.84
大学以上D	0.29	0.46	経験年数の2乗	739.33	468.90	711.73	450.62	746.83	484.76
2005ダミー	0.03	0.18	大企業勤務D	0.24	0.43	0.28	0.45	0.31	0.46
2006D	0.03	0.18	公務D	0.07	0.26	0.11	0.31	0.03	0.17
2007D	0.05	0.22	2005年ダミー	0.03	0.18	0.03	0.16	0.03	0.17
2008D	0.05	0.21	2006D	0.03	0.17	0.03	0.17	0.03	0.18
2009D	0.09	0.29	2007D	0.05	0.21	0.05	0.21	0.04	0.20
2010D	0.09	0.29	2008D	0.05	0.21	0.04	0.20	0.04	0.20
2011D	0.09	0.28	2009D	0.09	0.29	0.09	0.28	0.09	0.29
2012D	0.10	0.29	2010D	0.09	0.28	0.09	0.28	0.09	0.28
2013D	0.09	0.28	2011D	0.09	0.28	0.09	0.29	0.09	0.28
2014D	0.08	0.27	2012D	0.10	0.30	0.09	0.29	0.10	0.30
2015D	0.07	0.26	2013D	0.09	0.28	0.09	0.29	0.09	0.29
2016D	0.07	0.25	2014D	0.08	0.27	0.09	0.28	0.08	0.28
2017D	0.06	0.24	2015D	0.08	0.27	0.08	0.28	0.08	0.27
2018D	0.07	0.25	2016D	0.07	0.26	0.08	0.27	0.07	0.26
大都市居住D	0.29	0.45	2017D	0.07	0.25	0.07	0.25	0.06	0.25
分析対象	41,016		2018D	0.07	0.25	0.07	0.25	0.07	0.25
			大都市居住D	0.27	0.44	0.31	0.46	0.31	0.46
			調整項1	0.83	0.30	-	-	-	-
			調整項2	-	-	1.25	1.14	-	-
			調整項3	-	-	-	-	0.84	0.29
			分析対象	10,168		7,186		8,826	

Ⅲ.2 基礎集計による状況の概観

続いて、男女別に各変数の集計結果を示し、男女別の状況の違いを確認する。図1に男女別の「推論テスト得点」及び「学歴ダミー」の分布を掲載した。図1を見ると、「推論テスト得点」は若干女性のほうが良好である一方で、学歴には大きな違いがある。中学・高校卒は男女とも余り変わらないが、これ以外では、男性では大卒以上が多くなるが、女性では短大・専門・高専卒が多くなる。賃金やタスクに性差があったとしても属性による要因も大きいであろうことが疑われる。また「推論テスト得点」の分位別と最終学歴別に従事タスクの構成比を男女別に集計し表4に示した。表4を見ると、男女共に「推論テスト得点」や学歴が高いほど、抽象タスク従事者が多くなる傾向が示されるが、その程度に大きな男女差がある。男性では推論得点4分位、大学・大学院卒者の4割以上が抽象タスクに従事するが、女性ではそれぞれ16.8、25.8%程度に留まる。その分女性では無業が多く、高学歴者でも無業者が少なくなるという明確な傾向は見られない。現状の日本の労働市場では、男性の高学歴者などが、より多くの抽象タスクを担っているといえる。

図1 「推論テスト得点」と「最終学歴」の男女別分布

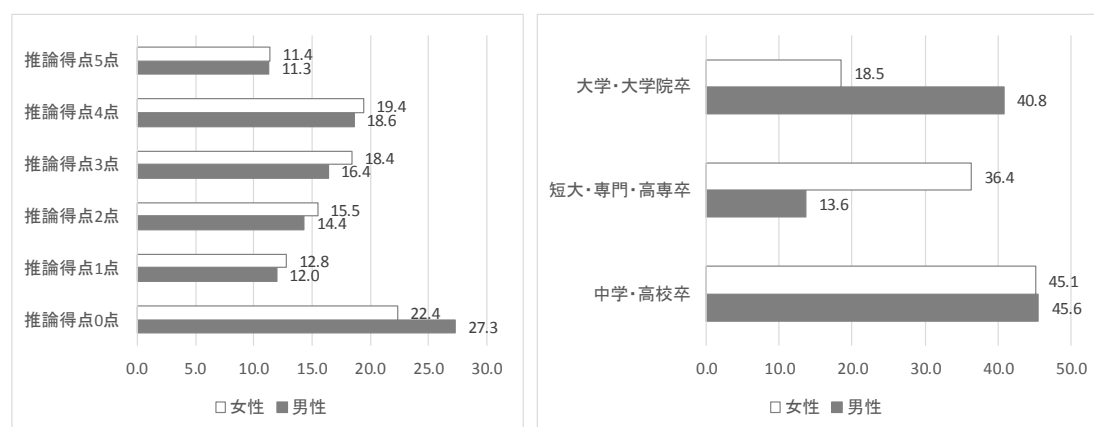


表4 推論テスト得点、学歴による従事タスク構成

	男性					女性				
	ルーチンタスク	抽象タスク	マニュアルタスク	無業	対象者数	ルーチンタスク	抽象タスク	マニュアルタスク	無業	対象者数
推論得点 第1分位	39.34	18.03	36.62	6.01	5442	27.68	15.68	29.71	26.93	4719
推論得点 第2分位	36.47	23.96	34.50	5.07	5246	27.29	12.36	33.24	27.11	5980
推論得点 第3分位	32.39	33.51	29.88	4.22	6971	25.92	17.01	30.25	26.82	7994
推論得点 第4分位	28.58	43.50	22.68	5.24	2253	30.32	16.76	24.64	28.29	2411
全体	34.93	27.89	32.13	5.05	19912	27.20	15.37	30.34	27.09	21104

	男性					女性				
	ルーチンタスク	抽象タスク	マニュアルタスク	無業	対象者数	ルーチンタスク	抽象タスク	マニュアルタスク	無業	対象者数
中学・高校卒	45.62	11.72	37.47	5.19	9073	28.80	5.49	38.56	27.14	9527
短大・専門・高専卒	27.48	33.08	33.37	6.08	2715	23.93	22.34	27.05	26.67	7671
大学・大学院卒	25.49	44.23	25.74	4.54	8124	29.72	25.76	16.72	27.80	3906
全体	34.93	27.89	32.13	5.05	19912	27.20	15.37	30.34	27.09	21104

本稿では、一般知能を測る一指標である「推論テスト得点」を、学歴と同様に抽象タスクを多く含む業務処理に役立ち、高賃金の抽象タスクを多く含む仕事に従事する可能性を高める効果を持つ労働者が保有するひとつのスキル指標と捉えている。表 4 からは、やはり学歴と同様に「推論テスト得点」が高いほど抽象タスク従事が多くなる様子が確認された。加えて、学歴と同様に就業経験によって「推論テスト得点」も変わらないかどうかを確認するために、推論テスト得点を被説明変数とし、経験年などの賃金関数に用いる変数を説明変数とした OLS を実施し、表 5 に掲載した。分析結果を見ると、「推論テスト得点」と経験年との有意な相関関係は見られず、学歴と同様に経験年数によって変わる変数ではないことが分かる¹⁰。一方で、高学歴であるほど有意なプラスの結果が示されており、教育によって「推論テスト得点」が高まる、または教育は「推論テスト得点」のシグナルになることが考えられる。加えて、職業ダミーを用いない分析では、女性ほど有意な正の結果が示されており、女性ほど「推論テスト得点」が高いことが分かる。職業ダミーを用いても有意な結果は示されていないことから、少なくとも男性に比べて女性の「推論テスト得点」が劣っていることはないと考えられる。

表 5 「推論テスト得点」を被説明変数とした OLS 結果

分析対象 被説明変数	テスト実施年の調査回答者 推論テスト得点		
	model1 b/se	model2 b/se	model3 b/se
説明変数			
女性D	0.202 [0.080]**	0.198 [0.084]**	0.14 [0.086]
有配偶D	0.081 [0.080]	0.089 [0.080]	0.073 [0.081]
正規D	-0.089 [0.082]	-0.096 [0.086]	-0.13 [0.085]
短大・専門・高専卒D	0.397 [0.084]***	0.35 [0.087]***	0.289 [0.089]***
大学・大学院卒D	0.859 [0.080]***	0.777 [0.084]***	0.698 [0.088]***
経験年	0.016 [0.016]	0.013 [0.016]	0.015 [0.016]
大企業勤務D	0.259 [0.071]***	0.271 [0.075]***	0.227 [0.072]***
公務D	-0.048 [0.132]	-0.158 [0.185]	-0.148 [0.136]
大都市居住D	0.143 [0.071]**	0.122 [0.072]*	0.138 [0.072]*
産業ダミー	No	Yes	No
職業ダミー	No	No	Yes
定数項	1.452 [0.195]***	1.269 [0.479]***	1.049 [0.577]*
分析対象者数	2906	2898	2874

¹⁰ ここでは労働市場での経験年数としているが、企業勤続年数を用いても有意な結果は示されなかった。この結果は一般知能を測る一指標である「推論テスト得点」の高い者ほど一企業で長く務めやすくなるわけでもなく、一企業の勤続が長くなると一般知能を測る一指標である「推論テスト得点」が高まるわけでもないと考えられる。なお、Shikishima et al, (2011)では本稿と同様の「推論テスト得点」の年齢による違いを観察しており、若年期と老年期には変化があるものの、働き盛りの 30～50 代では変化がほとんどないことを明らかにしている。

IV 分析結果

IV.1 タスク決定に関する男女間に違い

続いてⅡ節で述べた複数の分析についてそれぞれ結果を確認していく。賃金推定にはセレクションバイアスの調整が求められることから、まずは調整項を求める目的と「a 推論テスト得点や学歴のタスク決定(抽象タスク、ルーチンタスク、マニュアルタスク)への影響とその男女間の違いを分析」するための(2)式の多項ロジット分析結果を表 6 より確認していく。

表 6 のパネル a の分析結果を見ると、女性ダミーは無業で有意な正、その他で有意な負となっており女性ほど無業が多くなっている。学歴ダミーを見ると、「大学以上」は抽象タスクに有意な正の結果となり、高学歴者ほど抽象タスクに従事するという先行研究と整合的な結果になっている。「推論テスト得点」も学歴と同様に、得点が高いほど抽象タスクにはプラスの有意な結果となり、当該得点が高いほど抽象タスクに従事する傾向が確認される。しかしながら、学歴や「推論テスト得点」の抽象タスク従事への影響は、女性では男性よりも弱いことがそれぞれの女性ダミーとの交差項の結果から確認される。「女性×推論得点」は抽象タスクに有意なマイナスの結果が示されていることに加え、「女性×大卒以上ダミー」は抽象タスクでは有意な結果になっていないが、マニュアルで有意なマイナス、それ以外では有意なプラスとなっている。抽象タスクへの従事可能性を高める「学歴」や「推論テスト得点」が高い女性であっても男性ほど抽象タスクに従事せず、またはルーチン従事や無業が多くなり、従事タスク決定に性別の違いがあると考えられる¹¹。

さらに日本では女性が結婚・出産後にフルタイムの仕事を辞め、パートタイムとして再就職する傾向があることを考慮し、そのような行動を実施するものが少ない若年者に限定した分析を行った。分析結果が掲載された表 6 のパネル b をみると、先ほどと同様に「推論テスト得点」が高い者や高学歴者ほど有意に抽象タスクに従事している。しかしながら、女性ダミーや「女性×推論得点」、「女性×大卒以上ダミー」は抽象タスク従事に関して有意な結果を示していない。若年者では男女間で抽象タスク従事の構造が異なるということではなく、結婚後の性別役割分担に従事するタスク決定構造の男女の違いの要因であろうことが疑われる¹²。

なお、表 6 のパネル c には、女性の代わりに「就職氷河期世代(卒業前年の失業率が 4 以上)ダミー」を用いた分析結果を示した¹³。日本の労働市場では学卒時に就業機会が集中して

¹¹ 「推論テスト得点」の無回答者も含め、得点をダミー変数として同様の分析を行ったが、分析結果の傾向は変わらず、無回答者ダミーは抽象タスク従事には有意な影響は確認できなかった。

¹² 男女別に年齢階級別のタスク構成比を確認したところ、男性は 40 代以降で抽象タスク従事者が増え、女性は 30 代で抽象タスクが減って無業が増え、40 代以降で無業が減りマニュアルタスクが増えていた。結婚・出産の影響とともに昇進構造の男女差の影響が疑われる傾向である。

¹³ 本分析に伴い、タスクを 1 つずつ除外して Hausman and McFadden (1984) の IIA に関する検定を行ったところ、いずれの場合にも、残った選択肢間のオッズ比が変化しないという帰無仮説は棄却されなかった。IIA は満たされており、多項ロジットモデルを用いることが適当であると考えられる。

いることから、卒業時の景気によって職業選択の制約が左右され易いことが指摘されている。高賃金の抽象タスク従事について、卒業時の不況により制限を受け、他世代よりも低賃金に陥り易いことが考えられる。そこで、同様の分析を「就職氷河期世代」についても実施した。表6下表を見ると、就職氷河期世代ほど無業が多くなり、女性ダミーと同様の分析結果となっている。しかし、「推論テスト得点」との交差項や大卒ダミーとの交差項については女性の分析結果とは異なる傾向が示される。「氷河期×推論テスト得点」の結果を見ると、抽象タスク従事にむしろ有意な正の結果が示され、当該得点が高ければ他世代以上に抽象タスクに従事することが分かる。一方で「氷河期×大卒ダミー」の結果を見ると、抽象タスク従事に有意なマイナスの結果が示され、大卒だからといって他世代と同様には抽象タスクに従事できていない状況が示されている。

表6 従事タスク決定に関する多項ロジット分析結果

59歳以下												
panel a												
被説明変数	1. ルーチンタスク従事			2. 抽象タスク従事			3. マニュアルタスク従事			4. 無業		
	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値
女性	-0.133	0.008	0.000	-0.050	0.007	0.000	-0.037	0.008	0.000	0.220	0.007	0.000
推論得点	-0.005	0.002	0.015	0.023	0.001	0.000	-0.012	0.002	0.000	-0.006	0.002	0.011
女性×推論得点	0.007	0.003	0.009	-0.025	0.002	0.000	0.012	0.003	0.000	0.006	0.003	0.023
女性×大卒ダミー	0.136	0.011	0.000	0.005	0.009	0.595	-0.164	0.012	0.000	0.024	0.010	0.015
既婚	-0.009	0.005	0.067	0.014	0.004	0.001	-0.059	0.005	0.000	0.055	0.004	0.000
専門・短大・高専卒	-0.106	0.006	0.000	0.196	0.005	0.000	-0.094	0.006	0.000	0.004	0.004	0.363
大学以上	-0.145	0.007	0.000	0.254	0.006	0.000	-0.103	0.007	0.000	-0.006	0.008	0.498
大都市居住D	-0.021	0.005	0.000	-0.011	0.004	0.007	0.042	0.005	0.000	-0.010	0.004	0.011
分析対象者数	41016(1:12697, 2:8797, 3:12799, 4:6723)											
Log likelihood	-50.869											
Pseudo R2	0.083											
30歳以下												
panel b												
被説明変数	1. ルーチンタスク従事			2. 抽象タスク従事			3. マニュアルタスク従事			4. 無業		
	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値
女性	-0.120	0.026	0.000	-0.011	0.026	0.678	-0.024	0.028	0.374	0.155	0.024	0.000
推論得点	-0.003	0.006	0.606	0.018	0.005	0.001	-0.022	0.007	0.001	0.007	0.006	0.211
女性×推論得点	-0.004	0.009	0.665	-0.004	0.008	0.595	0.008	0.009	0.372	-0.000	0.008	0.950
女性×大卒ダミー	0.197	0.031	0.000	0.043	0.027	0.113	-0.101	0.034	0.003	-0.139	0.028	0.000
既婚	-0.005	0.018	0.802	-0.070	0.018	0.000	-0.076	0.020	0.000	0.151	0.013	0.000
専門・短大・高専卒	-0.212	0.021	0.000	0.258	0.019	0.000	-0.049	0.021	0.021	0.002	0.014	0.857
大学以上	-0.212	0.023	0.000	0.149	0.017	0.000	-0.046	0.025	0.063	0.110	0.023	0.000
大都市居住D	-0.053	0.017	0.002	0.020	0.014	0.151	0.058	0.017	0.001	-0.025	0.014	0.078
分析対象者数	3471(1:1012, 2:693, 3:1159, 4:607)											
Log likelihood	-4.366											
Pseudo R2	0.070											
59歳以下												
panel c												
被説明変数	1. ルーチンタスク従事			2. 抽象タスク従事			3. マニュアルタスク従事			4. 無業		
	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値	限界効果	標準誤差	P値
氷河期世代D	-0.016	0.011	0.159	-0.015	0.010	0.135	-0.032	0.011	0.004	0.063	0.009	0.000
推論得点	-0.004	0.001	0.014	0.010	0.001	0.000	-0.011	0.001	0.000	0.004	0.001	0.000
氷河期×推論得点	-0.007	0.004	0.059	0.005	0.003	0.066	0.010	0.004	0.003	-0.009	0.003	0.001
氷河期×大卒ダミー	0.047	0.013	0.000	-0.063	0.010	0.000	0.007	0.013	0.617	0.009	0.010	0.374
既婚	-0.017	0.005	0.002	0.003	0.005	0.458	-0.057	0.005	0.000	0.071	0.005	0.000
専門・短大・高専卒	-0.118	0.006	0.000	0.160	0.005	0.000	-0.091	0.006	0.000	0.049	0.005	0.000
大学以上	-0.106	0.006	0.000	0.309	0.006	0.000	-0.155	0.006	0.000	-0.049	0.005	0.000
大都市居住D	-0.021	0.005	0.000	-0.009	0.004	0.028	0.039	0.005	0.000	-0.008	0.004	0.041
分析対象者数	41,016											
Log likelihood	-52.889											
Pseudo R2	0.047											

注：上記に示した説明変数のほかに、調査年ダミーも用いている。氷河期世代ダミーは、卒業前年の失業率が4以上のものを1、それ以外を0としている。

IV.2 推論テスト得点の賃金への影響とタスク間の違い

続いて先の分析結果より、賃金関数のセレクションバイアス調整項 $\hat{\lambda}_{i,t}$ を計算し、(1)式にもとづく賃金推定を行った。さらにタスク別に推計をするのではなく、全サンプルのデータ

より表 2 に基づくタスク得点を用いた賃金関数の推定を行った。分析結果は表 7 に掲載した。

分析結果より女性ダミーの係数を見ると、いずれのモデルでも有意なマイナスの結果となり、タスク選択にかかわらず女性ほど賃金が低くなっている。しかしながら抽象タスクほど係数のマイナスの程度については小さく (panel a)、「抽象得点×女性 D」も有意なプラスとなっている。

次に「推論テスト得点」の係数を見ると、マニュアルタスクでは有意なマイナスとなるが、他タスクでは有意な結果が示されていない。抽象タスクにおいても賃金を高める結果となっていない (panel a)。panel b の結果を見ても「抽象得点×推論得点」も有意ではない。一方で抽象タスク得点は有意なプラスとなっており、抽象タスクに従事すること自体に賃金を高める効果があり、先行研究と整合的な結果になっている。

また panel a の「推論得点×女性 D」の結果は、抽象タスクでは有意なマイナスの結果が示されている。また panel b の「推論得点×女性 D」は有意なマイナスとなり、抽象得点が一定であれば、女性ほど推論得点の評価が低い結果となっている。しかしながら、「抽象得点×推論得点×女性 D」は有意なプラスとなっており、抽象得点が高まるにつれ評価の差は縮小していくことが分かる。

続いて学歴について確認すると、抽象タスクについてはいずれのモデルについても高学歴ほど賃金が高くなっている (panel a)。panel b についても「抽象得点×大卒 D」も有意なプラスであり、抽象タスクほど高学歴者が評価されやすくなっている。

「大卒 D×女性 D」の分析結果はいずれも有意なプラスとなっている。高学歴であれば女性ほど賃金が高いということであり、女性の高学歴者が増えることで男女間賃金格差は縮小することが予想される。「抽象得点×女性 D」や「抽象得点×大卒 D×女性 D」も有意なプラスの結果となっており、高学歴の女性が抽象タスク得点の高い仕事につくことで、さらに男女間格差は縮小することが予想される。なおいずれの調整項も有意なプラスの結果となっており、タスク別に賃金推定をする際には、セレクションバイアスを調整して推定する必要があることが示されている¹⁴。

¹⁴ 表 7 の分析では、「推論テスト得点」の評価の時系列変化を確認するため、「推論テスト得点」と年ダミーとの交差項を説明変数に含めた分析も行った。しかしながら、「推論テスト得点」が時系列で系統的にしていると読み取れる傾向は確認されなかった。

表 7 タスクを考慮した賃金推定結果

タスク決定によるセレクションバイアスを考慮したLee(1983)の分析

panel a	59歳以下の就業者			59歳以下の就業者			59歳以下の就業者		
	ルーチンタスク	抽象タスク	マニュアルタスク	ルーチンタスク	抽象タスク	マニュアルタスク	ルーチンタスク	抽象タスク	マニュアルタスク
	reg1 b/se	reg2 b/se	reg3 b/se	reg4 b/se	reg5 b/se	reg6 b/se	reg7 b/se	reg8 b/se	reg9 b/se
女性D	-0.313 [0.016]***	-0.292 [0.022]***	-0.348 [0.022]***	-0.306 [0.025]***	-0.251 [0.029]***	-0.365 [0.031]***	-0.385 [0.029]***	-0.271 [0.030]***	-0.395 [0.033]***
推論得点	0.001 [0.003]	-0.003 [0.004]	-0.011 [0.004]***	0.002 [0.004]	0.007 [0.006]	-0.015 [0.006]**	0.003 [0.004]	0.006 [0.006]	-0.015 [0.006]**
推論得点×女性D	-	-	-	-0.003 [0.007]	-0.021 [0.009]**	0.007 [0.009]	-0.006 [0.007]	-0.021 [0.009]**	0.006 [0.009]
大卒D×女性D	-	-	-	-	-	-	0.19 [0.036]***	0.06 [0.032]*	0.125 [0.043]***
専門・短大・高専卒D	0.004 [0.019]	0.232 [0.042]***	0.005 [0.020]	0.005 [0.019]	0.265 [0.045]***	0.003 [0.020]	-0.002 [0.019]	0.259 [0.045]***	0.002 [0.020]
大卒以上D	0.062 [0.020]***	0.399 [0.045]***	0.016 [0.023]	0.063 [0.020]***	0.439 [0.049]***	0.014 [0.023]	-0.05 [0.029]*	0.407 [0.051]***	-0.033 [0.027]
lamda_task2_1	0.148 [0.029]***	-	-	0.146 [0.030]***	-	-	0.259 [0.037]***	-	-
lamda_task2_2	-	0.043 [0.016]***	-	-	0.06 [0.018]***	-	-	0.052 [0.018]***	-
lamda_task2_3	-	-	0.298 [0.033]***	-	-	0.305 [0.034]***	-	-	0.34 [0.036]***
定数項	8.705 [0.059]***	8.78 [0.091]***	8.831 [0.065]***	8.703 [0.059]***	8.708 [0.096]***	8.836 [0.065]***	8.657 [0.060]***	8.737 [0.096]***	8.825 [0.065]***
分析対象者数	10168	7186	8826	10168	7186	8826	10168	7186	8826
Adj-R-squared	0.353	0.361	0.292	0.353	0.361	0.292	0.355	0.361	0.293

タスクでサンプルを分割しない分析

panel b	reg1 b/se	reg3 b/se	reg2 b/se	reg4 b/se	reg5 b/se	reg6 b/se	reg7 b/se	reg8 b/se
	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se
女性D	-0.313 [0.011]***	-0.289 [0.015]***	-0.301 [0.016]***	-0.296 [0.016]***	-0.317 [0.016]***	-0.317 [0.016]***	-0.317 [0.016]***	-0.318 [0.016]***
専門・短大・高専卒D	0.049 [0.011]***	0.049 [0.011]***	0.053 [0.011]***	0.049 [0.011]***	0.055 [0.011]***	0.055 [0.011]***	0.064 [0.011]***	0.061 [0.011]***
大卒以上D	0.136 [0.010]***	0.136 [0.010]***	0.119 [0.012]***	0.124 [0.012]***	0.125 [0.012]***	0.125 [0.012]***	0.105 [0.012]***	0.11 [0.012]***
推論得点	-0.004 [0.002]**	0.00000 [0.003]	0.001 [0.003]	0.001 [0.003]	0.0010 [0.003]	0.0010 [0.003]	0.0000 [0.003]	0.0010 [0.003]
ルーチンタスク得点	0.075 [0.009]***	0.075 [0.009]***	0.073 [0.009]***	0.073 [0.009]***	0.072 [0.009]***	0.072 [0.009]***	0.069 [0.009]***	0.068 [0.009]***
抽象タスク得点	0.34 [0.014]***	0.339 [0.014]***	0.34 [0.014]***	0.318 [0.015]***	0.312 [0.015]***	0.312 [0.015]***	0.265 [0.021]***	0.244 [0.025]***
マニュアルタスク得点	-0.047 [0.009]***	-0.047 [0.009]***	-0.047 [0.009]***	-0.049 [0.009]***	-0.054 [0.009]***	-0.054 [0.009]***	-0.055 [0.009]***	-0.06 [0.009]***
推論得点×女性D	-	-0.01 [0.004]**	-0.013 [0.005]***	-0.013 [0.005]***	-0.009 [0.005]*	-0.009 [0.005]*	-0.009 [0.005]*	-0.009 [0.005]*
大卒D×女性D	-	-	0.051 [0.019]***	0.037 [0.019]*	0.048 [0.019]**	0.048 [0.019]**	0.079 [0.019]***	0.065 [0.019]***
抽象得点×女性D	-	-	-	0.073 [0.022]***	-	0.003 [0.030]	-	0.057 [0.035]*
抽象得点×推論得点×女性D	-	-	-	-	0.017 [0.006]***	0.017 [0.008]**	-	0.018 [0.010]*
抽象得点×大卒D×女性D	-	-	-	-	0.152 [0.037]***	0.151 [0.038]***	-	0.021 [0.044]
抽象得点×推論得点	-	-	-	-	-	-	0.007 [0.005]	-0.001 [0.006]
抽象得点×大卒D	-	-	-	-	-	-	0.118 [0.020]***	0.135 [0.024]***
定数項	9.051 [0.037]***	9.039 [0.037]***	9.042 [0.037]***	9.052 [0.037]***	9.05 [0.037]***	9.05 [0.037]***	9.045 [0.037]***	9.056 [0.037]***
分析対象者数	26464	26464	26464	26464	26464	26464	26464	26464
Adj-R-squared	0.382	0.382	0.382	0.382	0.383	0.383	0.383	0.384

注1: []内の値はロバスト標準誤差を表す。

注2: ***は1%水準、**は5%水準、*は10%水準で有意であることを示す。

注3: 説明変数には、経験年とその2乗、有配偶D、正規就業D、大企業D、公務D、大都市居住D、調査年ダミーを含めているが分析結果表から省いている。

IV.3 抽象タスク従事機会の男女差による男女間賃金差の大きさ

最後に Brown et.al(1980)の要因分解の結果を確認していく。本稿では、学歴や「推論テスト得点」で説明されない男女によるタスク決定構造の違いを通じた賃金差要因が大きいかどうかを判断したい。つまり(6)式に示した要因分解のうち、第四項である「男女間タス

ク決定構造の違いによる要因」(以下では BU と表記)に着目する。

要因分解の結果は表 8 に示した。表 8 を見ると、BU 要因の大きさは、全体の 4.1%程度となっている。男女別の平均賃金対数値の差のうち、属性が同じでもタスク決定構造が異なることによる格差要因はわずかであることが示されている。対して、WE 要因の大きさは 62.3%となっている。同一タスク内での属性差で説明される要因が最も大きくなっており、おそらく格差が大きかった大卒者割合の違いが反映されているように思われる。「同一タスク内での評価の差による要因」である WU 要因も 32%と大きく、同属性でもその属性によるリターンが男女間で異なるという、差別とも考えられる要因が大きくなっている。しかしながら抽象タスク内では WU 要因は、0.04 と 3 タスク内で最も小さく、差別的な評価差はほとんど見られない。全労働市場で考えると、男女間賃金格差のうち、最も大きな要因はタスク決定後の属性差やその評価によるものであり、従事タスク機会の不均等という要因は少ないことが分かる。

しかしながら抽象タスクのみに着目すると、BU 要因の大きさは 0.62 と最も大きくなっている。男性と同じタスク決定構造であれば抽象タスクに従事できた女性が抽象タスクに従事できない理由による賃金差が大きいということである。技術進歩により抽象タスクでの労働需要が拡大することによって、抽象タスクに従事することのリターンがますます大きくなるならば、BU 要因の男女間格差は拡大することが予想される。ただし、本稿では抽象タスクに指定した職業は管理職と専門・技術職である。日本では管理職に女性が少ないということが指摘されており、これが大きく影響していることが疑われる。政府が進める女性の管理職割合の拡大政策によって、抽象タスクにおける BU 要因による賃金格差は縮小することも予想されうる。

表 8 Brown et.al(1980)の要因分解の結果

	WE	WU	BE	BU	合計
ルーチンタスク	0.13	0.10	-0.04	-0.01	0.18
抽象タスク	0.10	0.04	0.25	0.62	1.00
マニュアルタスク	0.19	0.08	-0.20	-0.58	-0.51
全タスク	0.42	0.21	0.01	0.03	0.67
割合 (%)	62.3	32.0	1.6	4.1	100.0

V 現状の分析結果における結論の方向性

本稿では、TBTC 仮説の研究が進む中で、一般知能を測る一指標と考えられる「推論テスト得点」を用いて、当該指標が高賃金の抽象タスクへの従事可能性を高めるかどうかを分析した。さらにその影響の男女間の違いや当該指標の賃金への影響を分析し、男女間賃金格差の要因分解を行った。例えば、学歴や「推論テスト得点」を高めることが高賃金の抽象タス

クの業務処理に有益で、当該タスクを多く含む高賃金の仕事に就く要因になりながらも、当該指標が同じでも女性ほど当該タスクに従事できないことがあれば、これが男女間賃金格差の要因になりうる。具体的な分析手続きとしては、タスク決定に関する多項ロジットモデルや Lee(1983)のセレクションバイアスを考慮し、「推論テスト得点」のタスク別の賃金への影響を分析した。さらに女性は男性に比べて抽象タスクに従事しにくいと指摘されていることから (Autor and Handel,2013)、男女間賃金格差のうち、学歴や「推論テスト得点」が高くて女性ほど高賃金の抽象タスクに従事しにくいことによって発生する格差要因の大きさを、Brown et.al(1980)の要因分解の方法を用いて確認した。

分析の結果、大きく以下の数点が明らかになった。第一に、学歴情報と同様に「推論テスト得点」が高いほど抽象タスクに従事しやすくなっていることが確認された。加えて、抽象タスク従事決定構造に男女間での違いが確認された。つまり、学歴や「推論テスト得点」が男女で同様であっても、女性ほど抽象タスクには従事しにくい状況が確認された。一方で、若年者に限定した分析では、男女で抽象タスク決定構造が異なるという明確な傾向はしめされなかった。男女間のタスク決定構造を異ならせているのは、結婚・出産後の性別役割分業の影響が大きいことが推察される。

第二に、タスク決定がなされた後においては、「推論テスト得点」が低いからといって抽象タスク内で賃金が低くなる明確な傾向は確認されなかった。しかしながら、抽象タスクに従事している男女の間で、「推論テスト得点」の賃金への影響は女性ほど低く、抽象タスク内において男女間で「推論テスト得点」の評価のされかたに違いがあることが分かった。しかしこのような傾向は、抽象得点が高まるほど弱くなる。

第三に、要因分解の結果、男女間でタスク決定構造が異なることのみによって発生する賃金差は、男女間賃金差の全体のうち、4%程度にとどまった。ただし抽象タスクのみに着目した場合には、タスク決定構造が男女同様であった場合には、女性が抽象タスクに従事できたかもしれないことによって発生する抽象タスク内での賃金差は非常に大きくなっていた。この結果からは、技術進歩によって抽象タスク労働需要がさらに拡大するならば、同要因によって男女間賃金格差が拡大することが推察される。しかしながら、現在推進されている女性管理職の増加政策は、そのような格差要因を縮小される効果を持つと考えられる。さらに要因分解の結果からは、同タスク内での属性の差によらない男女間格差も少なくない結果となっていた。先に指摘した抽象タスク内で「推論テスト得点」の高い女性があまり評価されない可能性も考えると、男女間の評価のされかたにも眼を向けた政策が必要であると考えられる。但し、評価を下す側の管理職に女性が増えるならば、そのような違いも是正される可能性が考えられ、女性管理職推進政策は男女間格差を大きく縮小される期待がもたれると考えられる。

参考文献

- Acemoglu, Daron, and David H. Autor. 2011. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In *Handbook of labor economics*, vol. 4, ed. Orley Ashenfelter and David Card, 1043–1171. Amsterdam: Elsevier–North Holland.
- Autor, David H. and Handel, Michael J.(2013), " Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages", *Journal of Labor Economics*, Vol. 31, No. 2, pp.S59-S96.
- Bara, B. G., Bucciarelli, M., & Johnson-Laird, P. N. (1995). The development of syllogistic reasoning. *The American Journal of Psychology*, 108, 157–193.
- Blinder, Alan S. (1973) "Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates" *Journal of Human Resources*, 8: pp.436-455.
- Brown, R. S., M. Moon, and B. S. Zoloth (1980) "Incorporating Occupational Attainment in Studies of Male-Female Earnings Differentials" *Journal of Human Resources*, 15(1): pp.3-28.
- Cortes G. M. (2016), "Where Have the Middle-Wage Workers Gone? A Study of Polarization Using Panel Data" , *Journal of Labor Economics*, 34, 63–105.
- Elena Capatina(2014), "Skill and the evolution of wage inequality", *Labour economics*, 28, pp.41-57.
- Joanne Lindley (2012). "The gender dimension of technical change and the role of task inputs", *Labour Economics*, Vol.19, pp.516-526.
- Lee, L.F. (1983) "Generalized Econometric Models with Selectivity" *Econometrica*, 51(2): pp.507-512.
- Oaxaca, R. L. (1973) "Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets" *International Economic Review*, 14: pp.693-709.
- Shikisima C., K. Hiraishi, S. Yamagata, Y.Sugimoto, R. Takemura, K. Ozaki, M. Okada, T. Toda, and J. Ando (2011) "Is g an Entity? : A Japanese Twin Study Using Syllogisms and Intelligence Tests," *Intelligence*, 37(3), 256-267.
- Shikishima, C., K. Hiraishi, S. Yamagata, Y. Sugimoto, M. Mruyama, and J. Ando (2011) "A Simple Syllogism-Solving Test: Emprical Findings and Implications for `g' Research," *Intelligence*, 39(2-3), 89-99.
- Stanovich, K. E., & West, R. F. (1998). Individual differences in rational thought. *Journal of Experimental Psychology*, 127, 161–188.
- Stanovich, K. E., & West, R. F. (2000). Individual differences in reasoning: Implications for the rationality debate? *The Behavioral and Brain Sciences*, 23, 645–726.

- Tiago Fonseca, Francisco Lima, and Sonia C. Pereira, (2018). “Job polarization, technological change and toutinization: Evidence for Portugal” *Labour Economics*, 51, pp.317-339
- Yamaguchi Shintaro(2012), ”Task and Heterogeneous Human Capital”, *Journal of Labor Economics*, Vol. 30, No. 1, pp.1-53.
- Yamaguchi Shintaro(2018), ” Changes in Returns to Task-Specific Skills and Gender Wage Gap”, *The Journal of Human Resources*, 53(1), pp.32-70.
- 川口大司(2011)「ミンサー型賃金関数の日本の労働市場への適用」、RIETI Discussion Paper Series 11-J-026.
- 敷島千鶴・野崎華世(2016)「日本子どもパネル調査の方法」赤林英夫・直井道生・敷島千鶴（編）『学力・心理・家庭環境の経済分析』有斐閣、pp.27-54。